

НЕЙРОННА МЕРЕЖА ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТОНАЛЬНОСТІ ТЕКСТУ

Товстолуг Д. В.

Харківський національний автомобільно-дорожній університет

У сучасному інформаційному суспільстві обробка та аналіз текстової інформації стає все більш важливою задачею. Однією з ключових областей застосування є розпізнавання тональності тексту, що дозволяє визначити емоційний відтінок висловлювання. Це має велике значення в сфері аналізу відгуків, моніторингу громадської думки, та рекомендаційних систем.

Глибокі нейронні мережі, зокрема мережі з рекурентними шарами, стали ефективним інструментом для вирішення завдань аналізу тексту. У цьому контексті, GRU (Gated Recurrent Unit) представляє собою вдосконалену архітектуру рекурентної мережі, яка володіє здатністю враховувати контекст і зберігати довгострокові залежності в тексті.

Наше дослідження спрямоване на використання GRU мережі для розпізнавання тональності тексту. GRU – це вдосконалена рекурентна архітектура, яка дозволяє враховувати контекст та зберігати довгострокові залежності в тексті.

Для нашого дослідження ми використовуємо Stanford Sentiment Treebank (SST) датасет – збірку текстів, які включають анотації з тональності в межах від 0 до 1. Цей датасет надає різноманітність та деталізацію у вираженні емоційного відтінку, що важливо для нашого дослідження розпізнавання тональності тексту за допомогою GRU мережі.

Характеристика об'єкта дослідження

Датасет, що використовується для розпізнавання тональності тексту, є поєднанням двох файлів із Stanford Sentiment Treebank датасету. Перший файл (sentlex_exp12.txt) містить інформацію про тексти за їхніми ідентифікаторами, а другий файл (sentiment_labels.txt) містить ідентифікатори текстів і відповідні їм значення тональності у вигляді чисел в діапазоні від 0 до 1. Тексти та їхні тональності об'єднуються за ідентифікаторами.

Stanford Sentiment Treebank містить тексти з різних джерел, що дозволяє створити модель, здатну розпізнавати тональність для широкого спектру мовленнєвих виразів.

Датасет був створений колективом науковців та лінгвістів для сприяння дослідженню та розвитку методів аналізу тональності та обробки природної мови.

Sentiment Treebank є корпусом текстів, розмічених щодо тональності, що був створений для використання в розробці та валідації моделей машинного навчання в галузі аналізу тональності тексту. Датасет містить рецензії на фільми з відгуками, що надають контекст реального вживання мовлення.

Датасет містить тексти рецензій, які розбиті на фрази та речення, і кожному з цих фрагментів призначено значення тональності у вигляді числових оцінок в діапазоні від 0 до 1, де 0 відповідає негативній тональності, 1 – позитивній, а проміжні значення відображають неоднозначність чи нейтральність.

Одним з унікальних аспектів STT є наявність анотацій та деревинної структури, що дозволяє моделям розуміти взаємозв'язки між частинами тексту та їхні впливи на загальний сентимент.

STT є важливим ресурсом для розробників та дослідників, оскільки він надає багатий і різноманітний набір даних для створення та вдосконалення моделей аналізу тональності.

Аналіз предметної галузі

Розпізнавання тональності тексту відноситься до задач аналізу тексту і природної мови.

Аналіз тексту та природної мови (NLP) відноситься до області комп'ютерної науки, що спеціалізується на розумінні та обробці людської мови комп'ютерами. Ця галузь вивчає методи та технології, спрямовані на взаємодію між комп'ютерами та природною мовою, що дозволяє системам аналізувати, розуміти та взаємодіяти з текстовою інформацією.

Завдяки розвитку методів машинного навчання та глибокого навчання, системи NLP стають все більш вдосконаленими в аналізі текстової інформації. Вони використовуються для створення чат-ботів, автоматизації відповідей на електронні листи та для покращення пошукових систем.

Вивчення тональності тексту є важливим в сучасному суспільстві, особливо в галузі бізнесу. Підприємства використовують аналіз тональності для визначення реакції споживачів на їхні продукти та послуги, виявлення проблем та взаємодії з аудиторією в соціальних мережах.

NLP використовується для створення систем, які можуть розпізнавати та реагувати на емоційний стан користувачів. Це актуально для розваг, освіти та інших сфер.

В області медицини NLP використовується для аналізу медичної літератури, електронних медичних записів та взаємодії з пацієнтами через інтелектуальні системи.

Аналіз текстових даних застосовується в фінансовій сфері для визначення трендів, прогнозування ринкових змін та моніторингу публічної думки про компанії.

Галузь NLP є ключовою для вирішення багатьох завдань в інформаційному суспільстві. Від аналізу тексту до розуміння емоцій та розвитку інтелектуальних систем – це поле досліджень та застосувань є важливим напрямком в розвитку сучасних технологій.

Задача розпізнавання тональності тексту за допомогою датасету STT є актуальною та перспективною, особливо в контексті сучасних вимог до обробки та аналізу великих обсягів інформації в реальному часі. Застосування

сучасних методів глибокого навчання може допомогти вдосконалити результати розпізнавання та розширити сфери його застосування.

Реалізація створеної нейронної мережі

Обрана нейронна мережа є мережею GRU з одним вхідним шаром, одним або кількома прихованими шарами та вихідним шаром (5 нейронів, оскільки є 5 класів тональності тексту).

Переваги GRU мереж над RNN та LSTM для задачі розпізнавання тональності тексту:

1. менше параметрів: GRU має менше параметрів порівняно з LSTM. Це робить модель менш обчислювально витратною та зменшує ризик перенавчання, що є дуже важливим фактором, враховуючи дуже обмежені ресурси для навчання мережі;

2. швидше навчання: менше параметрів сприяє швидшому навчанню моделі. Важливо для завдань, де швидкість навчання та прогнозування є ключовими;

3. достатній для багатьох завдань: у багатьох завданнях GRU може забезпечити подібну або навіть кращу ефективність, ніж LSTM, при меншій складності.

4. ефективність при коротших послідовностях: GRU часто працює ефективніше за LSTM на коротших послідовностях, що може бути важливим для завдань аналізу тональності;

5. низький ризик виникнення проблеми затухання градієнту: GRU має механізми важеля та забудову, що дозволяє йому добре впоратися з проблемою затухання градієнту.

Дані із датасету STT розбиваються на відповідні класи тональності. У випадку даного завдання використовується п'ять класів: "very negative," "negative," "neutral," "positive," та "very positive."

Використовується Tokenizer з бібліотеки Keras. Він працює на основі принципу присвоєння унікального числового індексу кожному слову у тексті.

Після токенизації, отримуємо послідовності числових індексів слів, які є представленням тексту.

Вхідні дані подаються у вигляді обрізаних та вирівняних за максимальною довжиною послідовностей. Це забезпечує однаковий розмір вхідних даних для всіх прикладів.

Embedding Layer мережі забезпечує векторне представлення слів, яке враховує семантичні зв'язки між ними.

SpatialDropout1D застосовує псевдо-випадковий вихід для векторів векторного представлення, щоб уникнути перенавчання.

GRU Layer: рекурентний шар для врахування контексту послідовностей.

Dense Layers: повністю з'єднані шари з активацією "relu" для вирішення завдання класифікації. Останній Dense Layer має 5 виходів (кількість класів) і активацію "softmax" для отримання ймовірностей кожного класу.

Для розрахунку втрат використовується функція "categorical_crossentropy," оскільки маємо справу з задачею класифікації на кілька класів.

У Dense Layers використовується функція активації "relu" для забезпечення нелінійності та уникнення лінійності в мережі. В останньому Dense Layer використовується "softmax" для отримання ймовірностей.

Архітектура мережі розроблена для ефективного розпізнавання тональності тексту, використовуючи рекурентний шар GRU та нейронні мережі глибокого навчання. Токенайзер та обробка даних гарантують правильну підготовку тексту для навчання та оцінки.

Для реалізації нейронної мережі використовується бібліотека TensorFlow з використанням Keras API. Код розбитий на етапи, включаючи завантаження даних, побудову моделі, навчання та оцінку результатів. Застосовується звичайна процедура тренування за допомогою стохастичного градієнтного спуску та зворотнього поширення помилки.

Для практичної реалізації створеної нейронної мережі використовується потужна бібліотека TensorFlow, яка забезпечує ефективні інструменти для створення, навчання та експериментування з нейронними мережами. Реалізація проводиться через високорівневий інтерфейс Keras API, який дозволяє легко створювати та конфігурувати нейронні мережі.

Після тренування мережі було проведено декілька тестів із випадковими фразами із тестового набору даних. Результати можна побачити на рис. 1, 2.

```
1/1 [=====] - 0s 15ms/step
INFO:root:raw prediction for <into melodrama and silliness>
[[0.02238853 0.18061306 0.45837063 0.27964297 0.05898478]]
INFO:root:Text <into melodrama and silliness>:
Predicted tonality raw: [[0.02238853 0.18061306 0.45837063 0.27964297 0.05898478]];
actual tonality raw: [0. 0. 1. 0. 0.]
Predicted tonality neutral; actual tonality: neutral
```

Рисунок 1 – Позитивний результат тестування мережі

```
1/1 [=====] - 0s 17ms/step
INFO:root:raw prediction for <The script becomes lifeless and falls apart like a cheap lawn
chair .>
[[0.01509116 0.09251859 0.3684788 0.3783191 0.14559232]]
INFO:root:Text <The script becomes lifeless and falls apart like a cheap lawn chair .>:
Predicted tonality raw: [[0.01509116 0.09251859 0.3684788 0.3783191 0.14559232]];
actual tonality raw: [0. 1. 0. 0. 0.]
Predicted tonality positive; actual tonality: negative
```

Рисунок 2 – Негативний результат тестування мережі

Висновок

Застосування звичайної GRU для розпізнавання тональності тексту на базі набору даних STT виявилось ефективним та практично здійсненим підходом. Виділення ключових методичних аспектів, аналіз предметної галузі та створення детального опису нейронної мережі дозволили створити модель, яка здатна до точного та швидкого розпізнавання цифр.

Результати експериментів та оцінки моделі на тестовому наборі відображені в розділі 4 цієї роботи, підтверджують достатньо високу ефективність застосованого підходу. Точність класифікації та інші метрики підтверджують здатність навченої мережі правильно розпізнавати рукописні цифри з задовільною точністю.

Здобуті знання та результати можуть служити основою для подальших досліджень у галузі розпізнавання образів та розвитку більш складних моделей. Дана робота відкриває нові можливості для впровадження подібних систем у сучасних технологічних рішеннях в сферах розваг, освіти, медицини та інших, де важливим є оцінити стан та настрої клієнта за текстом.

Список джерел

1. Головна сторінка документації Python-telegram-bot.: [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://docs.python-telegram-bot.org/en/v20.7/>
2. Головна сторінка документації Tensorflow.: [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf
3. Загальний огляд Keras API.: [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.tensorflow.org/guide/keras>
4. Каллан, Р. Нейронні мережі: Короткий довідник / Р. Каллан. - М.: Вільямс І.Д., 2017. - 288 с
5. Опис набору даних Stanford sentiment treebank.: [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://nlp.stanford.edu/sentiment/>

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ ЦИФР

Халимон В.К.

Харківський національний автомобільно-дорожній університет

У сучасному світі нейронні мережі стали неот'ємною частиною багатьох сфер, включаючи обробку зображень та розпізнавання образів. Однією з ключових задач є розпізнавання рукописних цифр, що може бути вирішено за допомогою нейронних мереж. У даній курсовій роботі буде розглянуто застосування звичайної MLP (Multilayer Perceptron) для розпізнавання цифр на основі відомого набору даних MNIST.